

# 지능형 제어와 전력전자에의 응용

원종연\* 양승호\*\*

(\* 성균관대 공대 전기공학과 부교수

\*\* 중경공업전문대학 전자계산기과 부교수)

## 1. 서론

인공지능(artificial intelligence)이란 인간의 사고과정을 기계에 의해 수행하는 것으로 컴퓨터가 어떤 임무를 수행할 때 인간이 컴퓨터에 인위적으로 지능을 부여하는 것이다[1]. 인공지능에 사용되는 기법은 전문가 시스템(expert system), 신경회로망(neural network) 및 퍼지 시스템(fuzzy system) 등이 있다. 이러한 기법들은 동일한 목표를 추구하고 있으나 구조나 성능면에서는 많은 차이점이 있다. 과거에는 인간 두뇌가 “yes-no” 또는 “true-false” 식으로 추론하는 것으로 이해하였으며, 이에 따라 Boole 대수와 집합론이 발전하였다. 이러한 이론들은 전자공학과 반도체기술의 발전에 힘입어 Von Neumann형의 디지털 컴퓨터를 탄생시켰다. 디지털 컴퓨터는 2진 논리를 이용하여 복잡한 과학, 공학 및 데이터 처리 문제를 해결할 수 있으나 단지 알고리즘으로 표현가능한 문제만을 다룰 수 있다는 제약에 갖고 있다. 이에 따라 인간의 사고과정과 유사한 전문가 시스템이라는 새로운 S/W 방식이 탄생하게 되었으며, 이 방식은 특정 분야에 대한 전문가 지식을 프로그램 형태로 변환하여 컴퓨터에 저장하고, 저장된 지식과 추론과정을 통하여 새로운 지식을 발견하는 시스템이다.

한편, 60년대 L.A.Zadeh는 퍼지논리를 발표하였으며, 이 이론은 Boole 대수로 처리하기 어려운 퍼지(fuzzy)하거나 부정확한 사고과정을 처리할 수 있다. 즉 컴퓨터가 인공지능을 가지고 인간이 원하는 바를 원활히 수행하기 위해서는 숫자는 물론이고 애매한 자연어를 처리할 수 있는 능력이 있어야 한다. 이러한 인간의 애매한 표현을 처리할 수 있는 이론적 바탕을 제공하는 것이 퍼지논리이다. 최근들어 퍼지논리는 인공지능 분야의 중요한 기법으로 인식되고 있으며, 시스템의 모델이 알려지지 않았거나 완전하게 정의되지 않은 경우에도 퍼지논리는 시스템을 훌륭하게 제어할 수 있다[2].

신경회로망은 인간두뇌와 같이 생각하고 판단하며, 인식할 수 있는 능력을 구현하기 위해 생물학적 신경세포의 구

조와 기능을 모형화한 처리요소들을 고도의 병렬로 상호 연결한 망으로 입력공간과 출력공간 사이의 사상(mapping) 특성에 따라 연상기능, 필터, 변환, 인식 및 최적화 등의 다양한 기능을 가질 수 있다. 따라서 기존의 인공지능 분야에서 해결하기 힘든 잡음이나 변형된 정보의 처리에 효과적으로 사용될 것이다.

이러한 인공지능 기법들은 여러 분야에 걸쳐 다양하게 사용되고 있으며, 특히 최근들어 지능형 제어기법으로 전력전자 분야에도 많이 적용되고 있는 추세이다. 따라서 본 글에서는 전력전자 분야에 전문가 시스템, 신경회로망 및 퍼지논리를 적용한 예와 신경회로망과 퍼지논리의 융합에 대하여 정리 및 고찰해 보고자 한다.

## 2. 전문가 시스템

전문가 시스템이란 특정한 분야에 대한 전문가의 지식을 컴퓨터 내부에서 emulation하기 위해 특수하게 구성된 소프트웨어 루틴들의 모임이다. 예를 들어 전력전자 시스템의 고장 진단분야의 전문가는 교육이나 경험에 의하여 해당분야의 전문지식을 획득하며, 이러한 전문지식을 컴퓨터 프로그램에 포함시킴으로써 전문가를 대신하는 시스템을 구현해야 한다. 이를 위하여 전문가 시스템은 기존의 알고리즘적인 S/W와 상이하게 인간의 사고과정을 모방하도록 구축된다.

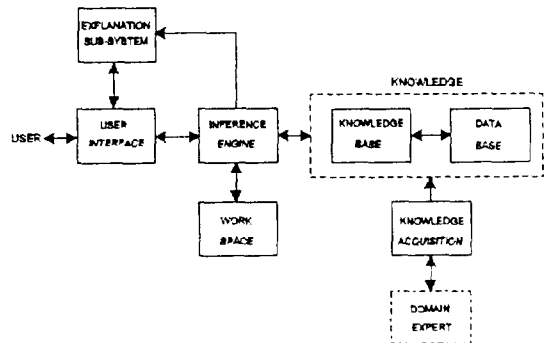


그림 1 전문가 시스템의 기본적인 구성요소

그림1은 전문가 시스템의 기본적인 구성요소를 보여준다. 전문가 시스템의 핵심은 전문가로부터 획득한 지식을 유효 적절하게 표현하는 것으로 지식획득(knowledge acquisition) 시스템이다. 즉 지식을 처리하는 기술자가 전문가로부터 전문지식을 획득하고 획득한 지식을 올바르게 저장하고, 저장된 지식을 이용하여 정확하게 추론하여 올바른 결론에 도달하는 것이다. 효율적인 전문가 시스템을 개발하기 위해서는 개발도구를 이용한다. 즉, 전문가 시스템 개발도구는 전문가 시스템을 개발하는 업무를 보다 쉽게 하기 위하여 만들어진 프로그래밍 시스템이다. 이러한 전문가 시스템 개발도구는 획득한 지식을 보다 손쉽게 규칙적으로 작성하도록 도와 주며 작성된 문법의 지식을 체크해 줌으로써 지식의 수가 많을 때 수작업으로 규칙들 간의 관계를 검토해야 하는 문제점을 해소시켜 준다.

지식베이스(knowledge base)는 데이터를 나타내는 사실(fact)과 그러한 사실들을 의사결정의 자료로 사용하는 규칙(rule)으로 구성된다. 사실은 추론을 하는 동안에 추가 또는 삭제 가능한 단기정보(short-time information)로서 주로 사물에 대한 묘사를 나타낸다. 규칙은 문제를 풀어 나가기 위한 장기정보(long-term information)로서 어떤 결정을 내리기 위해 사실을 이용하는 법칙을 말하며, 그림2와 같은 규칙(rule)들로 이루어지며, 각 규칙은 IF 부분인 조건(condition)과 THEN 부분인 동작(action)으로 이루어진 "IF~THEN~" 형태를 갖는다. 각 규칙은 수치값, 논리값 또는 문장으로 표현된 파라메타에 의하여 값이 결정되며, 그림2에서는 dc link voltage, ac line voltage 및 machine speed 등이 파라메타이다. 각 규칙은 IF 부분의 조건이 참(true)일 때 수행(fire) 되며, 이 때 THEN 이하의 동작이 실행된다.

추론엔진(inference engine)은 순차적으로 규칙들을 탐색하여 추론이나 결론을 얻게 해주는 부분으로 전문가 시스템의 가장 핵심적인 부분이다. 추론은 알려진 사실로부터 새로운 사실을 추출해 나가는 과정으로 지식베이스에 저장된 지식을 탐색하는 것으로 전향추론(forward inference), 후향추론(backward inference) 및 혼합형추론(hybrid inference) 등의 기법이 있다. 전향추론은 이용 가능한 사실로부터 원하는 목표(goal)를 찾아가는 방법이다. 후향추론은 특별히 주어진 결론을 입증하거나 부정하고자 할 경우 불필요한 사실의 도출을 막기 위하여 사용된다. 혼합형추론은 전향추론 및 후향추론의 장점만을 채택한 추론방법으로 경우에 따라 전향추론 혹은 후향추론 방법 중 하나를 선택하여 사용하는 기법이다.

사용자 인터페이스(user interface)는 사용자가 시스템을

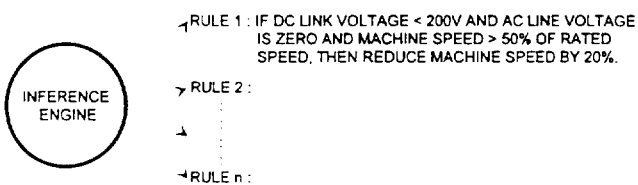


그림 2 전문가 시스템의 지식베이스

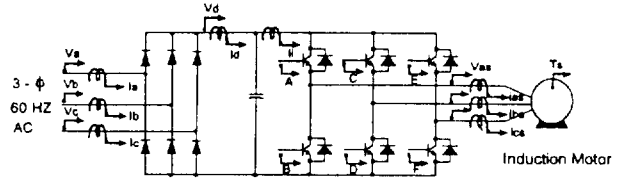


그림 3 Voltage-fed inverter ac drive.

원활히 사용할 수 있도록 시스템과 사용자 사이를 연결해주는 통로 역할의 기능을 수행하며, 전문가 시스템의 사용자가 미숙련자 또는 반숙련자일 수 있기 때문에 매우 중요하다. 즉, 전문가 시스템은 사용자로부터 문제해결에 필요한 파라메타 값을 사용자 인터페이스를 통하여 받게되고, 지식베이스를 조사하여 적절한 규칙이 수행되어 문제에 대한 해가 스크린에 나타나게 된다. 전문가 시스템에 의한 실시간 제어에서는 센서로부터 입력 파라메타를 받게되고, 이것을 처리하여 시스템에 제어신호를 보내게 된다.

설명(explanation)모듈은 사용자에게 시스템이 결론이나 중간결과에 도달하게 된 추론과정을 설명해 주는 기능을 갖는다. 즉, 추론의 수행과정에 대하여 사용자에게 설명하여 줌으로써 사용자의 의문을 해소하고 신뢰를 얻을 수 있도록 해 주는 시스템이다[3].

플랜트의 고장진단은 전문가 시스템의 가장 활발한 응용 분야이며, 진단은 off-line 또는 on-line 방식으로 이루어질 수 있다. 그림3과 같은 시스템에서 각 부위의 측정값들인 3상 선전류와 선전압, dc 링크 전압과 전류, 트랜지스터 베이스 구동신호, 고정자 전압과 전류, 고정자 와인딩의 온도 등은 진단 프로그램을 가진 마이크로 컴퓨터에 입력되며, 전문가에 의하여 그림2와 같이 작성된 진단용 rule base에 의하여 입력 전원에 문제가 있더라도 dc 링크 전압을 일정하게 유지시켜 전체 시스템은 정상적인 동작상태를 유지하도록 제어가 이루어진다. 즉, 전문가 시스템은 전체 시스템의 운전상태를 monitor할 수 있으며, 예방가능한 shut-down을 방지할 수 있게 되어 시스템을 외란에 강인하게(fault tolerant) 제어할 수 있다[1].

### 3. 신경회로망

신경회로망은 기계에 지능을 부여하는 방법의 하나로 목표로 하는 인간의 두뇌등 생물학적 두뇌작용을 모방함으로써 적응학습을 통하여 스스로 지능을 축적하는 기법이다. 신경회로망에 관한 연구는 1943년 W. McCulloch와 W. Pitts로부터 시작되었다. J. Hopfield의 1984년 연구논문 이후 인식, 생리학, 심리학, 컴퓨터, 엔지니어링 등의 분야에서 연구가 진행되고 있다.

그림4는 다층(multi-layered) 신경회로망의 구조이며, 입력층과 은닉층 뉴런들의 출력( $O_{ji}, O_{Hj}$ )은 연결하중( $w_{ji}, w_{kj}$ )을 통하여 다음 층으로 전달된다. 입력층(input layer)을 제외한 각 층 뉴런의 입력합( $net_{Hj}, net_{Ok}$ )은 전층의 각 뉴런 출력( $O_{ji}, O_{Hj}$ )과 연결하중( $w_{ji}, w_{kj}$ )의 곱의 합이며, 이 값은

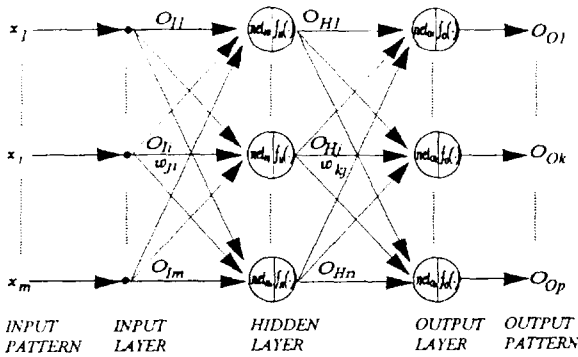


그림 4 다층신경회로망의 구조

해당 뉴런의 활성화함수( $f_H, f_O$ )에 의하여 은닉층과 출력층의 출력( $O_{Hj}, O_{Ok}$ )이 계산된다. 입력층의 입력은 입력패턴이며, 은닉층 뉴런  $j$ 의 입력합  $net_{Hj}$ 과 출력  $O_{Hj}$ 는 식(1), (2)와 같이 계산된다.

$$net_{Hj} = \sum_{i=1}^m w_{ji} O_{Hi} \quad (1)$$

$$O_{Hj} = f_H(net_{Hj}) \quad (2)$$

식(1)에서  $m$ 은 입력층의 뉴런 수,  $w_{ji}$ 는 입력층 뉴런  $i$ 와 은닉층 뉴런  $j$  간의 연결하중,  $O_{Hi}$ 는 입력층 뉴런  $i$ 의 출력이다. 식(2)에서  $f_H(\cdot)$ 는 해당 뉴런의 활성화함수이며, 뉴런의 특성은 사용하는 비선형 활성화함수에 따라 정해지며, 일반적으로 사용되고 있는 S자 형태의 시그모이드(sigmoid) 함수는 식(3)과 같으며, 식에서  $\theta, \theta_0$ 는 시그모이드의 위치와 형태를 정해주는 파라메타이다[5].

$$out = f(net) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{(net + \theta)}{\theta_0}}} \quad (3)$$

또한 출력층(output layer) 뉴런  $k$ 의 입력합  $net_{Ok}$ 와 출력  $O_{Ok}$ 는 식(4), (5)와 같이 계산된다.

$$net_{Ok} = \sum_{j=1}^n w_{kj} O_{Hj} \quad (4)$$

$$O_{Ok} = f_O(net_{Ok}) \quad (5)$$

식(4)에서  $n$ 은 은닉층의 뉴런수,  $w_{kj}$ 는 은닉층 뉴런  $j$ 와 출력층 뉴런  $k$  간의 연결하중,  $O_{Hj}$ 는 은닉층 뉴런  $j$ 의 출력이다. 지도신호( $x_k$ )에 의한 신경회로망의 실제출력( $O_{Ok}$ )과 지도출력( $t_k$ )간의 오차의 제곱합  $E$ 는

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p (t_k - O_{Ok})^2 \quad (6)$$

가 되며, 식(6)에서  $p$ 는 출력층의 뉴런 수이다. 신경회로망

의 학습은 식(6)의 값을 감소시키는 방향으로 각 층의 연결하중을 조정하는 과정이다[4,5].

$w_{kj}$ 의 학습량  $\delta_{w_{kj}}$ 는 chain rule에 의해서

$$\delta_{w_{kj}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = -\eta \frac{\partial net_{Ok}}{\partial w_{kj}} \frac{\partial O_{Ok}}{\partial net_{Ok}} \frac{\partial E}{\partial O_{Ok}} \quad (7)$$

로 계산하며, 식(7)에서  $\eta$ 는 학습률(learning rate)로서 [0, 1]사이의 값을 갖는다.  $f_O(\cdot)$ 를 식(3)과 같이 하면 학습량  $\delta_{w_{kj}}$ 는

$$\delta_{w_{kj}} = \eta O_{Hj} O_{Ok} (1 - O_{Ok}) (t_k - O_{Ok}) \quad (8)$$

가 된다. 출력층 뉴런  $k$ 의 오차량  $\delta_{Ok}$ 은 아래와 같이 계산하며, 출력층이 아닌 은닉층의 학습에 사용된다.

$$\delta_{Ok} = -\frac{\partial E}{\partial net_{Ok}} = -\frac{\partial O_{Ok}}{\partial net_{Ok}} \frac{\partial E}{\partial O_{Ok}} \quad (9)$$

은닉층은 지도신호가 없기 때문에 출력층의 오차량  $\delta_{Ok}$ 를 역전파시켜서 학습량을 계산해야 한다. 즉,  $w_{ji}$ 의 학습량  $\delta_{w_{ji}}$ 는

$$\delta_{w_{ji}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -\eta \frac{\partial net_{Hj}}{\partial w_{ji}} \frac{\partial O_{Hj}}{\partial net_{Hj}} \frac{\partial E}{\partial O_{Hj}} \quad (10)$$

가 되며,  $\delta_{Ok}$ 를 이용하여 계산하면

$$\delta_{w_{ji}} = \eta O_{ji} O_{Hj} (1 - O_{Hj}) \sum_{k=1}^p (\delta_{Ok} w_{kj}) \quad (11)$$

가 된다. 따라서  $n$ 번째 학습에 의한 각 계층간의 연결하중 조정은 아래의 식으로 계산될 수 있다.

$$w(n+1) = w(n) + \delta_w(n) \quad (12)$$

식(12)에서  $w(n), w(n+1)$ 는 각각  $n$ 번째 학습 전, 후의 연결하중 값이며,  $\delta_w(n)$ 은 각각  $n$ 번째 학습에 의한 연결하중의 학습량이다. 이와 같이 은닉층들의 학습량과 오차량을 계산하기 위하여 출력층의 오차량을 출력층으로부터 입력층으로 역전파하기 때문에 오차역전파(error back propagation) 학습[4,5]이라 하며 다층 신경회로망의 학습에 널리 이용되고 있다. 신경회로망에서의 학습이란 자극과 응답에 대한 한정된 경험을 일반화함으로써 차후에 필요에 따라 적절한 해를 구할 수 있는 상태를 형성하는 능력으로 신경회로망의 가장 중요한 특성이다.

그림5는 신경회로망을 이용한 PWM 인버터의 스위칭 패턴의 제어방법을 나타낸 것이다. 신경회로망으로 구성된 뉴럴비교기(neural comparator)은 인버터의 3상 스위칭소자의 "on", "off" 신호에 대한 8개의 스위칭패턴을 학습하며, 학습이 완료된 신경회로망은 인버터의 스위칭패턴 제어기인

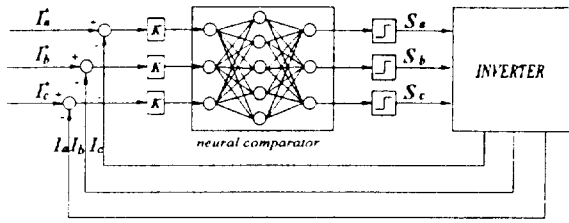


그림 5 신경회로망에 의한 인버터 제어

히스테리시스 비교기의 기능을 수행하게 된다. 뉴럴 비교기는 3상 전류오차에 대한 스위칭 함수를 출력하며, 한 상의 오차 입력이 없어도 정상적인 제어가 이루어진다[6].

#### 4. 퍼지논리

퍼지논리는 부울대수와 같은 보통논리와는 달리 불확실하거나 부정확한 경우를 다룰 수 있다. 즉, 기존의 컴퓨터에서 사용하는 0과 1의 이치개념에서 벗어나 0과 1사이의 상대값으로 표시하여, 정보를 보다 정확하고 광범위하게 표현할 수 있도록 하는 것이다. 이러한 이론은 언어나 지적 판단과 같이 처리하기 애매한(fuzziness) 사실을 쉽게 처리하기 위하여 수리적 이론을 사용한 방법이다. 퍼지집합은 "0"(속하지 않는다) 또는 "1"(속한다)의 개념이 아니라 속하는 정도로 이해되는 개념이며, 원소  $x \in X$ 가 퍼지집합  $A$ 에 소속될 정도를 다음과 같은 소속함수(membership function) 값으로 표현한다.

$$\mu_A(x) : x \rightarrow [0,1] \quad (13)$$

즉, 임의의 전체집합  $X$ 의 원소가 퍼지집합  $A$ 에 소속하는지 여부는 소속함수를 이용하여 나타낼 수 있다.

그림6은 언어변수 SP(small positive)에 대한 보통집합과 퍼지집합의 소속함수 모양이다.

퍼지집합 연산은 보통집합 연산의 확장으로 이해할 수 있으므로 보통집합 연산과 같은 개념으로 정의될 수 있다. 두 퍼지집합  $A$ 와  $B$ 의 합집합(union set)  $A \cup B$ , 교집합(intersection set)  $A \cap B$  및 여집합(complement set)  $A^c$ 은 각각 식(14)~(16)과 같이 계산된다[7].

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}, \forall x \in X \quad (14)$$

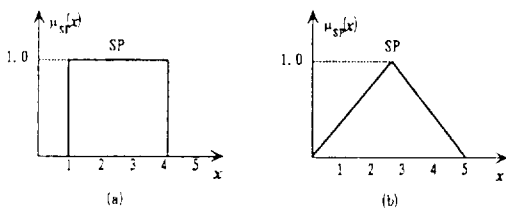


그림 6 SP의 소속함수 모양  
(a) 보통집합 (b) 퍼지집합

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}, \forall x \in X \quad (15)$$

$$\mu_{A^c}(x) = 1 - \mu_A(x), \forall x \in X \quad (16)$$

퍼지논리에 기반을 둔 퍼지제어는 인간의 사고와 유사한 언어적 제어규칙을 사용하기 때문에 전문가의 지식을 언어적인 수단으로만 표현할 수 있는 시스템이나 시스템이 복잡하거나 완전하게 정의되지 않은 경우 플랜트의 대략적인 지식만으로도 우수한 제어성능을 갖는다. 퍼지논리를 이용한 제어기를 퍼지제어기(fuzzy controller) 또는 퍼지논리제어기(fuzzy logic controller: FLC)라고 하며, 일종의 폐루프 제어방식으로 제어대상 플랜트의 정확한 특성을 몰라도 훌륭하게 제어할 수 있다. 퍼지제어에 사용되는 퍼지제어규칙은 언어적 제어규칙이며, 퍼지제어규칙에서 조건부 명제는 언어적 제어규칙(linguistic control rule: LC) 또는 퍼지 제어규칙(fuzzy control rule)이라고 한다. 퍼지제어기는 퍼지화기(fuzzifier), 퍼지규칙베이스(fuzzy rule base), 퍼지추론기(fuzzy inference engine) 및 비퍼지화기(defuzzifier)로 이루어져 있으며, 제어하고자 하는 대상인 프로세스의 출력으로부터 데이터를 감지하여 폐루프 시스템의 안정성과 좋은 성능을 갖도록 애매하지 않은 추론결과를 출력하는 역할을 한다. 소속함수의 모양은 여러종류를 사용할 수 있으며, 퍼지 싱글톤, 이등변삼각형, 사다리꼴, 범종형 등이 있으며, 최대값은 1, 최소값은 0이다. 그림7은 이들의 모양을 나타낸 것이다.

퍼지규칙베이스는 각 퍼지집합의 소속함수를 가지고 있으며, 다음과 같은 If-then 형태로 구성된다.

$$RULEn: IF " \theta \text{ is } PB' \text{ and } " \omega \text{ is } PB' \text{ then } " U \text{ is } NB'. \quad (17)$$

각 규칙들은 퍼지명제로 구성되어 있고, 이 명제는 소속함수로 나타낼 수 있다. 퍼지추론은 퍼지규칙베이스의 내용에 따라 외부에서 들어오는 전건부의 퍼지데이터를 퍼지추론의 한 방법으로 처리하여, 그 결과인 적합도를 얻는 과정이다. 퍼지추론기는 여러가지 퍼지추론방법을 채택할 수

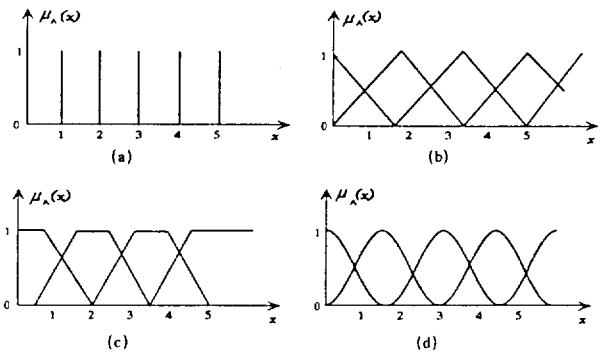


그림 7 퍼지소속함수의 모양

- (a) 퍼지 싱글톤 (b) 삼각형
- (c) 사다리꼴 (d) 범종형

있으며, 퍼지제어에서 사용하는 퍼지추론방법은 연산이 간단하여 계산시간면에서 유리한 sup-min 연산과 sup-product 연산이 주로 사용되고 있다[8].

그림8은 sup-min 연산에 의한 퍼지추론을 도식적으로 나타낸 것으로, 퍼지규칙이 식(17)과 같은 형식으로 정의되어 있을 경우 입력  $\theta, \omega$ 에 대한 출력  $U$ 의 소속함수 값은 sup-min 연산에 의하여

$$\begin{aligned} \mu_{MP}(U) &= \text{Sup}_x[ \text{Min}(\mu_{SP}(\theta), \mu_{LN}(\omega)) ] \\ \mu_{SP}(U) &= \text{Sup}_x[ \text{Min}(\mu_{ZE}(\theta), \mu_{SP}(\omega)) ] \end{aligned} \quad (18)$$

로 계산된다. 즉, 각 규칙 출력의 소속함수는 min연산으로, 각 규칙 출력의 조합은 sup연산으로 계산된다.

비퍼지화는 퍼지추론의 결과인 퍼지집합을 이용하여 crisp한 최종결과를 얻기위한 과정이다. 비퍼지화방법은 최대값법(MAXimum criterion method : MAX), 최대평균법(Mean Of Maximum method : MOM) 및 면적중심법(Center Of Area method : COA) 등이 있으며, 면적중심법은 흔히 사용되는 방법으로 다음과 같은 식(19)를 사용하여 계산한다.

$$U^* = \frac{\int U d\mu_B(U)}{\int d\mu_B(U)} \quad (19)$$

그림9는 퍼지제어기에 의한 유도전동기 위치 서어보 시스템의 구조이다[9]. 그림9에서 퍼지화기는 지령 각위치 ( $\theta_{ref}^*$ )와 실제 각위치 ( $\theta_r$ )간의 오차 ( $e = \theta_{ref}^* - \theta_r$ )와 오차의 변화율( $ce$ )에 대하여 양자화와 소속함수 연산과정을 통하여 각각 7개의 언어변수에 대한 퍼지집합을 계산한다. 즉, 제어대상으로 부터 입력된 값을 퍼지연산에 편리하도록 미리 정해놓은 입력 퍼지변수의 영역으로 변환하는 것으로 퍼지하지 않은 값을 퍼지집합으로 변환시키는 과정이다. 이때 고려해야 할 중요한 사항은 변환된 퍼지집합의 소속함

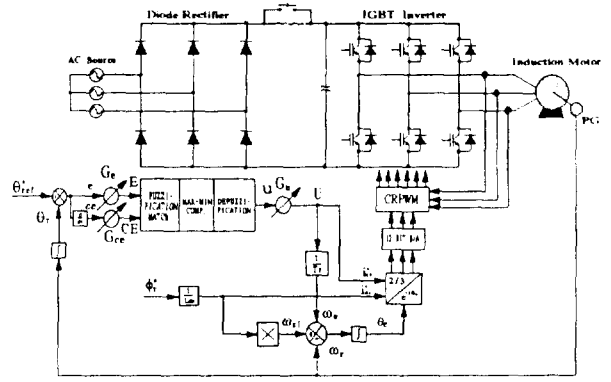


그림 9 퍼지제어기에 의한 유도전동기 위치 서어보 시스템

수의 모양과 그 퍼지집합의 중심값 등의 값을 잘 결정해 주어야 한다. 또한 입력이득  $G_e$ 와  $G_{ce}$ , 출력이득  $G_u$ 값은 퍼지제어기의 제어성능에 많은 영향을 미치는 파라메타이다. 추론부는 look-up table로 만들어 놓은 퍼지규칙을 이용하여 각 규칙의 출력을 계산한다. 각 규칙의 출력은 COA 법에 의해서 토크 성분 전류로 계산되며, 우수한 제어성능을 가지고, 특히 부하의 변동에 대하여 강인성을 갖는다[9].

### 5. 뉴로-퍼지 네트워크

제어대상 플랜트에 대한 전문가의 사전지식에 의한 정확한 언어적 제어규칙이 없거나 시스템이 복잡하여 전문가의 도움을 기대하기 어려운 경우 퍼지제어기의 구조를 결정하는 것은 매우 어려운 일이 된다. 제어규칙, 퍼지변수의 개수, 퍼지화 및 비퍼지화 방법 등의 결정에는 많은 제약이 있어서 적절한 제어기를 구현하기가 어려워진다. 이러한 경우 신경회로망의 학습능력을 이용하여 자동으로 최적의 제어기를 구현하기 위해서는 신경회로망과 퍼지제어의 융합이 필요하게 된다. 퍼지-뉴럴 또는 뉴로-퍼지 시스템은 퍼지이론과 신경회로망 이론을 함께 사용하여 보다 나은 성능을 갖는 시스템을 만들려는 이론과 방법론을 의미한다.

그림10은 뉴로-퍼지 제어 시스템의 구조로서, 플랜트부는 유도전동기, 벡터제어기 및 인버터를 포함한다[10]. Neuro Fuzzy Networks(NFN)은 상태평가형 제어규칙을 사용하는 퍼지추론 시스템과 동일한 성능을 가지며, 퍼지논리의 논리적인 구조와 신경회로망의 학습능력을 융합한 구조가 되며, 전건부와 후건부의 각 파라메타들은 시스템의 오차함수가 감소하는 방향으로 학습에 의해 조정된다[11].

상태평가형 제어규칙[12]은

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2 \text{ then } F = P x_1 + Q x_2 + R. \quad (20)$$

과 같으며, 이러한 퍼지규칙은 퍼지제어와 선형제어의 특성을 조합한 제어기를 구성할 수 있다[8].

그림10은 NFN의 구조이며, 입력층은 입력  $x_1, x_2$ 의 전

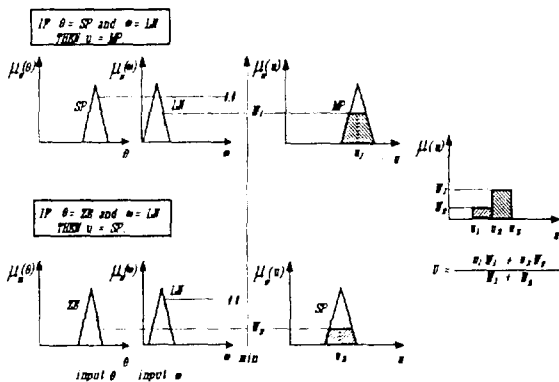


그림 8 Sup-min 추론 방법

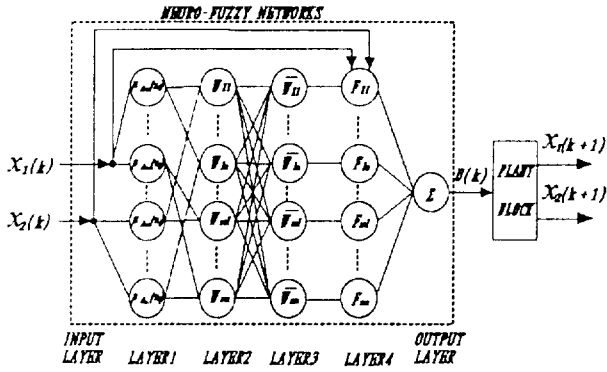


그림 10 뉴로-퍼지 제어 시스템의 구조

달기능을 한다. 계층1은 입력  $x_1, x_2$ 에 대하여 식(21)와 같이 전건부 퍼지집합  $A_{1i}, A_{2j}$ 의 소속함수  $\mu_{A_{1i}}(x_1), \mu_{A_{2j}}(x_2)$ 를 계산한다.

$$\mu_{A_{1i}}(x_1) = \exp\left(-\frac{(x_1 - b_{1i})^2}{2a_{1i}}\right) \quad (21)$$

$$\mu_{A_{2j}}(x_2) = \exp\left(-\frac{(x_2 - b_{2j})^2}{2a_{2j}}\right)$$

식(21)에서  $a_{1i}, a_{2j}$ 와  $b_{1i}, b_{2j}$ 는 제어 성능에 영향을 미치는 전건부 파라메타이다. 계층2는 퍼지제어규칙의 If부분을 수행하며, 계층1의 각 뉴런들의 출력조합에 의해 전건부 조건을 구성하게 된다. 계층2의 뉴런은 식(22)와 같이 각 규칙들의 활성화강도(firing strength) 또는 가중치(weight)  $W_{ij}$ 를 출력하게 된다.

$$W_{ij} = \mu_{A_{1i}}(x_1) \mu_{A_{2j}}(x_2) \quad (22)$$

계층3은 식(23)과 같이 정규화 활성화강도(normalized firing strength)  $\bar{W}_{ij}$ 를 출력한다.

$$\bar{W}_{ij} = \frac{W_{ij}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n W_{ij}} \quad (23)$$

계층4는 해당 규칙의 후건부를 구성하며, 각 뉴런들은 아래 식(24)와 같은 함수기능을 갖는다.

$$F_{ij} = \bar{W}_{ij} (P_{ij} x_1 + Q_{ij} x_2 + R_{ij}) \quad (24)$$

출력층은 식(25)와 같이 입력되는 값들을 합하여 퍼지제어기의 출력을 만들어 준다.

$$U = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n F_{ij} \quad (25)$$

NFN의 학습은 식(21)의  $a_{1i}, a_{2j}, b_{1i}, b_{2j}$ 와 식(24)의  $P_{ij}, Q_{ij}, R_{ij}$ 를 조정하여 제어목적에 적합한 출력  $U$ 가 계산되도록 하는 과정이다[10,11].

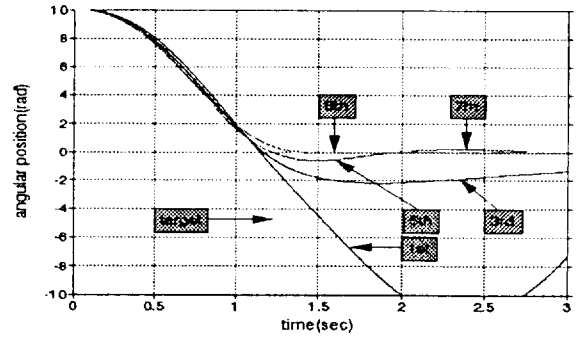


그림 11 학습의 진행에 따른 결과

$k$ 번째 샘플링 시간에서의 각 파라메타의 학습은 아래 식과 같다.

$$Par.(k+1) = Par.(k) + \eta_{Par.} \delta_{Par.}(k) \quad (26)$$

식(26)에서

$Par.(k+1)$  : sampling time  $k+1$ 의 파라메타

$Par.(k)$  : sampling time  $k$ 의 파라메타

$\eta_{Par.}$  : 파라메타의 학습률

$\delta_{Par.}(k)$  : sampling time  $k$ 의 각 파라메타의 학습  $\delta$ 량

지도제적은 각 샘플링 순간 유도전동기의 목표위치  $x_d(k)$ 이며, 학습은 NFN내의 전건부와 후건부의 각 파라메타의 초기화로 부터 시작되며, NFN에 출력에 의한 유도전동기의 출력과 지도제적간의 오차를 계산하고, 각 파라메타들은 오차가 감소하는 방향으로 조정된다. 최종 결과제적이 원하는 궤적과 일치할 때 까지 반복학습을 실시한다[10]. 그림11는 초기 지도제적과 1, 3, 5, 7, 8단계 학습의 결과제적으로 학습이 성공적으로 이루어 지는 것을 보여준다. 이러한 학습 과정으로 구현된 뉴로-퍼지 제어기는 플렌트인 유도전동기에 대한 자세한 전문가의 지식에 의하지 않고서도 신경회로망의 학습능력과 퍼지제어기의 구조적 특성을 융합함으로써 지도제적의 학습만으로도 우수한 제어가 구현되며, 정현적으로 변화하는 부하에 대하여도 강인성을 갖는다.

## 6. 결 론

기존의 제어방식에 비하여 불확실성에 대하여 강인성의 범위가 크고 플렌트의 수학적 모델링이 불필요하며, 제어구조가 간단한 지능형 제어방식에 대하여 많이 연구되고 있다. 특히, 최근들어 제어성능을 향상시키기 위하여 전력전자 분야에서 지능형 제어기법을 활용한 연구가 많이 진행되고 있다. 본 글에서는 지능형 제어에서 널리 사용되고 있는 전문가 시스템, 신경회로망 및 퍼지논리를 이용한 전력전자 분야의 응용 예와 신경회로망과 퍼지논리의 융합에

의한 뉴로-퍼지 제어기에 대하여 언급하였다. 전문가 시스템, 신경회로망 및 퍼지논리 등을 전력전자 분야에 활용함으로써 제어 성능이 향상되고 시스템의 고장진단 능력, 강인성 및 고장극복 능력을 갖는 제어기를 구현할 수 있으며, 신경회로망과 퍼지논리의 융합에 의하여 두가지 방식의 장점인 학습능력과 논리적 구조 특성을 활용하여 전문가의 사전지식이나 제어기 설계시의 어려움 없이 우수한 제어성을 갖는 뉴로-퍼지 제어기의 구현이 가능하였다. 이러한 지능형 제어기법들은 반도체 기술과 마이크로 프로세서 기술의 비약적인 발전으로 실시간 처리가 가능하므로 지능형 제어기법을 활용한 전력전자 분야의 다양한 연구가 이루어질 것으로 기대된다.

### 참 고 문 헌

[1] Bimal K. Bose, "Expert System, Fuzzy Logic, and Neural Network Applications in Power Electronics and Motion Control", Proc. of IEEE., Vol.82, No.8, August 1994, pp.1303-1323.  
 [2] Philip D.Wasserman, Advanced Methods in Neural Computing, Van Nostrand Reinhold, 1993.  
 [3] 김화수, 조용법, 최종욱, 전문가 시스템, 집문당, 1995.  
 [4] D.E.Rumelhart, J.L.McClelland, The PDP Research Group, Parallel distributed processing. Vol.1-2, MIT Press, 1986.  
 [5] Yoh-Han Pao, Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks, Addison-Weseley, 1989.  
 [6] Fumio Harashima, Yuzo Demizu, Seiji Kondo, Hideki Hashimoto, "Application of Neural Networks to Power Converter Control", IEEE IAS'89, pp. 1086 - 1091, 1989.  
 [7] Vilém Novák, Fuzzy Sets and Their Applications, Adam Hilger Bristol and Philadelphia, 1986. pp.154-180.

[8] 이광형, 오길록, 퍼지이론 및 응용(1)(2), 홍릉과학출판사, 1991.  
 [9] 김세찬, 김덕현, 양승호, 원충연, "퍼지로지 제어를 이용한 유도전동기 강인한 위치제어", 전기학회논문지 제42권 8호, pp.22-33, 1993.  
 [10] 양승호, 유도전동기 구동시스템을 위한 뉴로-퍼지 제어기의 설계 박사학위논문, 성균관대학교, 1994.  
 [11] Jyu-Shing R.Jang, "Self-Learning Fuzzy Controllers Based on Temporal Back Propagation", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.3, No.5, Sep.1992. pp.714-723.  
 [12] M. Sugeno, "An Experimental Study on Fuzzy Parking Control using a Model car", Industrial applications of fuzzy control, Elsevier Science Publishers B.V.(North-Holland), pp125-138, 1985.

### 저 자 소 개



**원충연(元忠淵)**

1955년 5월 10일생. 1978년 성균관대 전기공학과 졸업. 1987년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(공학). 1991~1992년 미국 University of Tennessee 전기공학과 객원교수. 현재 성균관대학교 공대 전기

공학과 부교수.



**양승호(梁承浩)**

1957년 7월 21일생. 1980년 경북대 전자공학과 졸업. 1995년 성균관대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학). 현재 중경공업전문대학 전자계산기과 부교수.